第 50 卷 第 12 期：5238-5248 高电压技术 Vol.50, No.12: 5238-5248
2024 年 12 月 31 日 High Voltage Engineering December 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20240950

基于强化学习的局部放电深度诊断模型的自动剪枝与轻量化部署

朱永利，钱　涛
（华北电力大学电气与电子工程学院，保定 071003）

摘　要：目前在 PC 计算机或服务器端研发的各种基于局部放电信号采样数据的放电识别模型正判率高的几乎都是深度模型，这种模型的体量大，对计算机资源要求高，无法在局部放电检测装置上运行。为此，提出了基于强化学习的局部放电深度诊断模型的自动剪枝方法与模型轻量化部署方案。在服务器端，采用深度强化学习进行智能体训练，通过与原始局部放电诊断模型交互进行自动搜索进而确定每层的剪枝率；再根据几何中值的滤波器剪枝(FPGM)方法来判别滤波器的重要程度，实现参数的裁剪。仿真实验结果表明：该方法在轻量化系列模型 MobileNetV1、V2 以及 ResNet50 经典系列神经网络上取得了 85%以上的参数压缩效果。将压缩后的轻量化模型转换成轻量级的 ONNX 格式，保存在一台便携式电脑上，并通过无线传输方式将模型植入到树莓派智能终端中，进而在智能终端上实现了局部放电的诊断实验模拟。测试结果表明：使用该方法部署的剪枝后局部放电诊断模型在内存占用、功耗以及推理时长等性能指标方面都有很大改善。

关键词：局部放电；强化学习剪枝；神经网络；几何中值的滤波器剪枝；模型的边缘部署

Automatic Pruning and Lightweight Deployment of Reinforcement Learning-based Deep Diagnostic Model for Partial Discharge

ZHU Yongli, QIAN Tao
(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract：Various discharge identification models based on local discharge signal sampling data developed on PC computer or server side with high positive judgment rate are almost all deep models, which are large in volume and raise higher requirements for computer resources, and cannot be run on the local discharge detection device. For this reason, this paper proposes a reinforcement learning-based automatic pruning method for partial discharge depth diagnostic models with a model lightweight deployment scheme. On the server side, deep reinforcement learning is used for intelligent body training, and automatic search is performed by interacting with the original partial discharge diagnostic model, which in turn determines the pruning rate of each layer; and then the filter pruning according to the filter pruning by geometric median (FPGM) method is used to discriminate the importance of the filter and realize parameter pruning. Simulation experimental results show that the method achieves more than 85% parameter compression effect on the lightweight series models MobileNetV1 and V2 as well as the classic series neural networks of ResNet50. The compressed lightweight model is converted into lightweight ONNX format, saved on a portable computer, and implanted into a Raspberry Pi smart terminal through wireless transmission, which can realize the diagnostic experimental simulation of partial discharge on the smart terminal. The test results show that the local discharge diagnostic model which is deployed after pruning using this method has great improvements in performance indexes such as memory occupation, power consumption, and inference time.

Key words：partial discharge; reinforcement learning pruning; neural network; filter pruning via geometric median; edge deployment of models

基金资助项目：河北省自然科学基金 (F2022502002)；国家自然科学基金 (51677072)。
Project supported by Natural Science Foundation of Hebei Province (F2022502002), National Natural Science Foundation of China (51677072).

0　引言

局部放电(partial discharge，PD)，简称局放，是电力设备绝缘损坏的重要表征之一。及时准确地识别局放类型有利于故障的准确定位以及检修时评估其绝缘状态[1-2]。

早期，基于局部放电的电力设备缺陷诊断主要依赖于专家经验判断，主观性较强，难以适应于日益增长的监测需求[3]。为了克服这些局限性，诸多学者开始从积累的历史数据中人工设计低维特征参数以表征局部放电信号，分别将人工神经网络、支持向量机、随机森林等传统机器学习与分类方法引入该领域，极大地提高了局部放电诊断的自动化程度[4-7]。然而，这类算法要求研发人员对局部放电特点具有清晰而全面的认识，且人工所提取的特征多为直观的浅层特征，获得的特征属性数目不全，往往难以在复杂分类问题下保证各故障类型间良好的可分性。

深度学习作为一种新型机器学习方法，它能够从大规模的原始数据中自主挖掘高层次的抽象化表示，建立输入数据与输出类型间的映射关系[8]，十分适合对来源复杂、表现多样的大量局部放电数据进行绝缘缺陷的智能诊断。目前在计算机端或服务器端研发的各种基于局部放电信号采样数据的放电识别模型正判率高的几乎都是深度模型。文献[9]采用稀疏自编码网络(sparse autoencoder, SAE)处理局部放电脉冲的一维时域序列，实现了放电特征的自主提取与模式识别。文献[10]将局放信号的时频谱灰度矩阵转化为一维行向量输入到堆栈稀疏自编码(stacked SAE，SSAE)中，取得了优于传统机器学习方法的诊断效果。也有部分学者利用 AlexNet、残差网络(residual network, ResNet)和 MobileNet 等典型的大规模 CNN 架构捕获更深层次的放电特征，相较于浅层 CNN，识别准确率和泛化能力进一步提高[11-13]。然而，深度诊断模型的参数众多、计算复杂度高，无论是训练过程还是部署环节均对硬件设备的存储和计算资源提出了较高的要求。

云计算可将大量的数据处理任务分布在由大量廉价计算机服务器构成的资源池上[14]，能够为电网中大数据的存储、分析以及深度诊断模型的训练和部署提供算力。然而，电网所获得的电力设备监测数据量正在呈几何增长趋势，尤其电网发生连锁式故障或在极端天气情况下，电网中许多设备的监测值因越限而频繁向监测中心发送报警，数据出现井喷，必然导致通信的拥堵，严重影响监测系统的性能。因此，训练好的电力设备深度诊断模型部署在全电网电力设备的云监测中心是不可行的。

在电力物联网建设大力推进的当今，基于人工智能(artificial intelligence，AI)芯片和终端推断(edge inference，EI)芯片的新一代电力智能终端(新型监测装置)在电力设备上的应用正日益增加，它们不仅具有传统的数据采集能力，还为诊断模型的边缘侧部署(电力设备端)提供了技术支持。然而，现阶段智能电力设备端的嵌入式系统和 AI-EI 芯片在内存和计算能力上还难以满足深度诊模型部署的内存需求。因此，须对局放深度诊断模型进行轻量化方能实现其边缘侧(设备端)部署。

针对电力智能终端内存和算力不足的问题，剪枝可以有效地压缩局放诊断模型大小使其轻量化，其基本思想是将模型中不重要的权重和模块裁剪掉，剪枝后的模型可获得更小的内存占用、更快的推理速度以及更低的能源消耗。文献[15-16]分别设计了基于能量和泰勒展开的剪枝规则来确定冗余参数，剪枝后通过微调的方式恢复网络精度，取得了较好的压缩效果。文献[17]在训练中引入额外的缩放因子γ，缩放因子可以缩放 CNN 中的特定结构，这些结构可以是 1 个模块(block)、1 组卷积，也可以是单个神经元。上述剪枝方法都须预先设定剪枝规则和手动调节剪枝超参数，不能自动地寻找每层卷积的最优剪枝率，难以实现更高的压缩效果。

针对上述存在的问题，本文开展了基于强化学习的局部放电深度诊断模型的自动化剪枝方法和模型轻量化部署研究。选取 MobileneV1、V2 轻量系列和 ResNe50 经典系列模型在服务器端进行预训练，然后开展了基于强化学习的自动化剪枝方法的尝试性研究和实验。自动化剪枝思路是：首先，局放模型与智能体交互获取每层剪枝率；然后通过滤波器剪枝(filter pruning via geometric median, FPGM)裁剪掉不重要的滤波器参数，再通过微调恢复模型的精度。针对终端部署问题，本文提出了基于在变电站内网下无线传输部署方案，即通过将剪枝好的候选模型转换为轻量级的 ONNX 文件，再借助便携式笔记本电脑通过无线传输的方式植入到电力智能终端。为了模拟边缘终端部署环境，本文使用树莓派(Raspberry pi 4B)作为局放的电力智能终端部署设备。在树莓派软件环境中，ONNX 文件可以由

ONNXRuntime 库准确地重构出原始网络模型结构以及参数。

1 模型剪枝设计

1.1 轻量化模型 MobileNeV1、V2 简介

与经典模型 ResNet50 相比，轻量化模型 MobileNetV1、V2 的参量更少，且在其他通用数据集上的识别精度更高。MobileNetV1 是由谷歌在 2017 年提出的，其核心特点是使用深度可分离卷积(depth-wise separable convolution，DSC)。与传统卷积相比，DSC 能够显著减少模型的参数量和浮点数运算次数(下面简称浮点数运算次数为运算量)，这使得模型更加高效，加速模型的训练和推理过程[18]。DSC 由逐点卷积和逐层卷两部分组成，其示意图如图 1 所示，深度可分离卷积示意图。

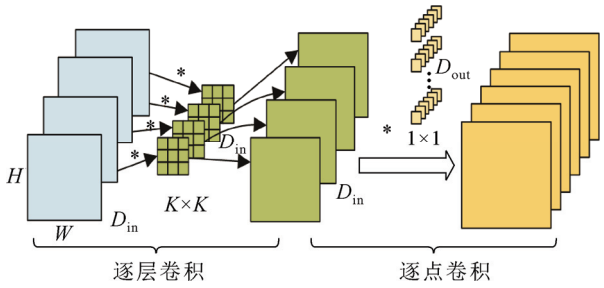


图 1 深度可分离卷积示意图

Fig.1 Depth-separable convolution diagram

首先，逐层卷积的 D_{in} 个滤波器在对应的 D_{in} 张特征图上分别进行卷积操作，生成 D_{in} 张新的特征图。逐点卷积使用了 D_{out} 个 D_{in} ×1×1 的卷积核去生成 D_{out} 张新特征图(D_{in} 为输入通道数、 D_{out} 为输出通道)。逐层卷积主要提取的是空间平面特征，而逐点卷积主要弥补逐层卷积在通道特征融合的不足。

传统卷积的参数量与运算量分别为 $K^2D_{in}D_{out}$，$HWK^2D_{in}D_{out}$，其中 H、W 分别为输入特征图的高和宽，K 为卷积核的大小。DSC 的参数量和运算量为逐层卷积和逐点卷积之和，参数量和运算量分别为 $K^2D_{in}+D_{in}D_{out}$ 和 $HWK^2D_{in}+HWD_{in}D_{out}$。在实现相同效果的卷积操作时深度可分离卷积与传统卷积的参数量、运算量之比分别为：

$$\begin{cases}\dfrac{K^2D_{in}+D_{in}D_{out}}{K^2D_{in}D_{out}}=\dfrac{1}{D_{out}}+\dfrac{1}{K^2}\\ \dfrac{HWK^2D_{in}+HWD_{in}D_{out}}{HWK^2D_{in}D_{out}}=\dfrac{1}{D_{out}}+\dfrac{1}{K^2}\end{cases}\tag{1}$$

从式(1)中可以看出，当输入通道 D_{out} 较大时，$1/D_{out}$ 趋于 0，深度可分离卷积的参数量与运算量仅为传统卷积的 $1/K^2$，当卷积核大小为 3、5 时 DSC 的参数量和运算量仅为传统卷积运算的 1/9、1/25。

MobileNetV2 继承了 V1 的设计思想，并在此基础上引入了倒置残差结构和线性瓶颈。该设计改进了信息的流动方式，并减少了信息在传递过程中的损失，从而在不增加太多计算负担的前提下提升了模型的准确度。倒置残差结构的关键思想是首先通过一个 1×1 的卷积层扩展特征图的维度(即增加通道数)，然后通过深度可分离卷积处理空间特征，最后通过另一个 1×1 的卷积层减少维度，恢复到原始的通道数[19]。这种设计使得模型能够在轻量级的框架内更有效地学习特征。

1.2 基于深度强化学习的局放模型自动剪枝方法

1.2.1 深度强化学习剪枝原理

本文采用深度强化学习训练一智能体(Agent)，通过与原始局放模型的交互自动搜索确定不重要的卷积参数并剪除，如图 2 最外侧虚线框所示。在深度强化学习中，环境即为预训练好的深度诊断模型，状态 s_t 为剪枝模型卷积层对应的一些表示特征(t 是表示第 t 层)，Agent 采用确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient，DDPG)，奖励 r_t 是由剪枝完成后衡量模性能的一些参数所构成的函数，动作 a_t 为每层剪枝率(即当前卷积层应剪除参数量与总参数之比)。

DDPG 属于强化学习 actor-critic 方法的一种，由策略网络(Actor)和价值网络(Critic)两部分构成。Actor 网络以该层卷积层状态 s_t 为输入，输出的是该层剪枝率 a_t，Critic 网络以 s_t 和 a_t 为输入，输出的是对该状态下策略网络做出动作评价，评价用来调整智能体的行为，以使其更加符合预期的目标。在 a_t 和 s_t 已知的情况下，智能体从环境中获得下一状态 s_{t+1} 和奖励 r_t，用于智能体的更新。通过 layer-by-layer 的方式一层接着一层地进行裁剪直到完成所有的卷积层剪枝，最终获得模型每层的剪枝率。需要注意的是，奖励是由完整的压缩模型性能参数所构成的函数。因此，只有在剪枝完成后才能获得模型的整体奖励。在剪枝的中间回合中，模型的卷积层剪枝奖励均被计算为 0。

1.2.2 强化学习剪枝框架设计

1）状态空间的设计：本文裁剪的局放模型为卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)。

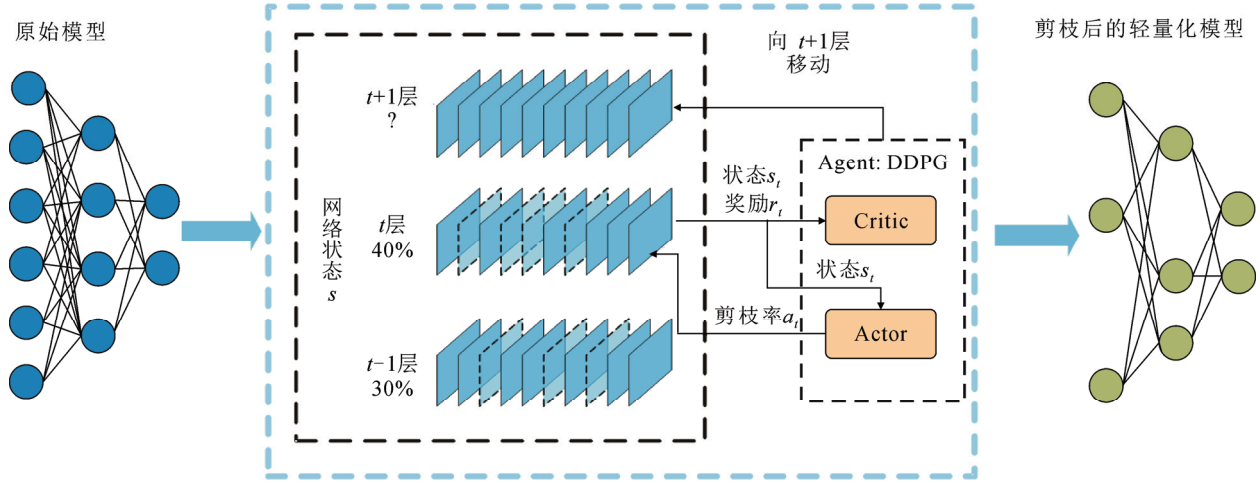


图 2　智能边缘设备的局部放电深度模型压剪枝示意图

Fig.2　Schematic diagram of partial discharge depth model pruning for intelligent edge device

其中 MobileNetV1、V2 以及 ResNe50 只有 1 层全连接层，所以模型的参数和运算量主要集中在卷积操作上，因此本文裁剪的是卷积层的滤波器。对于需要剪枝的卷积层本文设计了如下 11 种状态特征，即：

$$s_t=(t,D_{\text{in}},D_{\text{out}},H,W,d,k,w_t,u_t,e_t,a_{t-1}) \tag{2}$$

式中：d、k 为卷积核的步长与大小；w_t 为该层需要裁剪的参数量；u_t 为 t 层前几层已经裁剪的参数量的和；e_t 为裁剪完 t 层后还需裁剪的参数量和。

2）动作空间设计：对于卷积层的动作空间可分为连续型和离散型 2 类。连续型的取值是(0,1]中的任意值，而离散型的取值则为一些整数型的通道数，如 16、32、64、128 等。由于模型对剪枝率非常的敏感，所以本文采用连续型的动作空间，若采用离散性动作空间将使得动作空间数量激增，较大的动作空间也不利于智能体寻找最优的局放模型，易陷入次优状态。

3）奖励设计：本文所面对的是电力系统终端资源受限的环境，所以在设计奖励时考虑了模型的参数量和精度。根据经验使用以下奖励，即：

$$r_t=-(A_{\text{f}}-A_{\text{b}})\lg M_{\text{param}} \tag{3}$$

式中：A_{f} 为压缩前模型的准确率；A_{b} 采用的是模型剪枝后没有经过微调的 2 次测试值的平均值；M_{param} 为剪枝后模型的参数量。从式(3)中可以看出这个奖励对模型的精度变化非常敏感，并对局放模型参数量的压缩提供了一定的动力。

4）DDPG 中网络参数的更新策略：DDPG 一共涉及 4 个神经网络。Critic 目标网络 Q' 和 Critic 当前网络 Q；Actor 目标网络 μ' 和 Actor 当前网络 μ。它们的参数更新计算过程如附录 A 所示。

5）每层剪枝率的求解原则：首先通过计算获取模型的总的参数量 W_{all} 以及每一层卷积层的参数量 W_t，其中 $t\in[1,2,3,\cdots,T]$，T 为模型总的卷积层数。

每一层剪枝率的计算流程如下，以 t 层为例。首先，设置全局剪枝 a (控制模型的整体剪枝)、层最大剪枝率 $a_{\max}$ 和最小剪枝率 $a_{\min}$，它们将每层的剪枝率控制在一定范围，这有利于智能体更快寻找最优剪枝率。然后从环境中获取状态 s_t 并由目标策略网络 $\mu'(s_t)$ 输出该层剪枝率 a_t，并将其约束在最大、最小剪枝率范围，即：

$$\begin{cases} a_t\leftarrow\mu'(s_t) \\ a_t\leftarrow\min(a_t,a_{\max}) \\ a_t\leftarrow\max(a_t,a_{\min}) \end{cases} \tag{4}$$

计算局放模型 t 卷积层后所有卷积层参数量 W_{rest} 为：

$$W_{\text{rest}}=\sum_{k=t+1}^{n}W_k \tag{5}$$

将后面的卷积层都以最大剪枝率 $a_{\max}$ 进行剪枝，并计算 t 层需要剪枝的参数量 W_{duty} 为：

$$W_{\text{duty}}=aW_{\text{all}}-a_{\max}W_{\text{rest}}-W_{\text{reduced}} \tag{6}$$

式中：W_{reduced} 为 1 至 $t-1$ 层已裁剪的参数量的总和。约束式(6)中获取的剪枝率 a_t，防止其剪枝过小导致后面层难以完成总的剪枝率，最终获得该层最终的剪枝率 a_t 为：

$$a_t\leftarrow\max(a_t,W_{\text{duty}}/W_t) \tag{7}$$

6）剪枝标准设计：常见衡量滤波器重要程度

的方法有 L1 和 L2 范数。它们都是将较小权重参数裁剪掉，但并没有考虑到权重结构的重要性。本文采用的 FPGM 准则利用几何中位数(geometric median，GM，用 G_{M} 表示)来确定卷积层中滤波器的重要程度，可以更细致地考虑到权重的重要性，剪枝后能够更好地保持模型的原始性能[20]。在 FPGM 准则中，每层卷积层的滤波器都可以看作是高维空间中的一个点。几何中位数是最小化到所有其他点欧氏距离总和的点,假设 1 层卷积中有 C 个滤波器，则该层的几何中位数 G_{M} 可表示为：

$$G_{\mathrm{M}} = \arg\min_x \sum_{i=1}^{C} \left\| x - p_i \right\| \tag{8}$$

式中：$\left\| x - p_i \right\|$ 表示点 x 到滤波器 p_i 的欧式距离。对于卷积层中的每个滤波器，计算它与其他滤波器的几何中位数距离。基于每个滤波器到几何中位数的距离，评估其重要性。越接近几何中位数的滤波器越容易被其他滤波器替代。

1.2.3 局部放电深度模型的剪枝流程

面向智能边缘设备的局部放电深度模型剪枝流程如图 3 所示，其主要步骤如下所述。

步骤 1：采集局放信号进行脉冲统计形成相位分辨局部放电图谱(phase resolved partial discharge, PRPD)图谱，将其数据集划分为训练集、验证集和测试集。

步骤 2：训练原始局放模型，得到预训练模型 M_0(下文称之为初始模型)。

步骤 3：根据 FPGM 准则求解原始模型 M_0 中各层卷积层的中心滤波器 G_{M}，并将其他滤波器按照到 G_{M} 的距离从大到小的顺序排列。

步骤 4：进行强化学习自动化剪枝。设置初始参数——全局剪枝 a、层最大剪枝率 $a_{\max}$ 和最小剪枝率 $a_{\min}$。

步骤 5：首先，智能体输出剪枝率并根据每层剪枝率求解原则控制每层剪枝率的范围。再按照剪枝率大小裁剪掉距离几何中心 G_{M} 较近的滤波器。裁剪完毕后获得模型 M_*。然后用测试集测试模型 M_* 获得准确率 A_{b}，计算其参数量可得奖励 r_i。最后，根据智能体网络参数更新策略将 DDPG 网络参数进行更新。

步骤 6：将迭代得到的最大奖励模型 M_*' 进行微调训练，获得最终的轻量化模型 M。

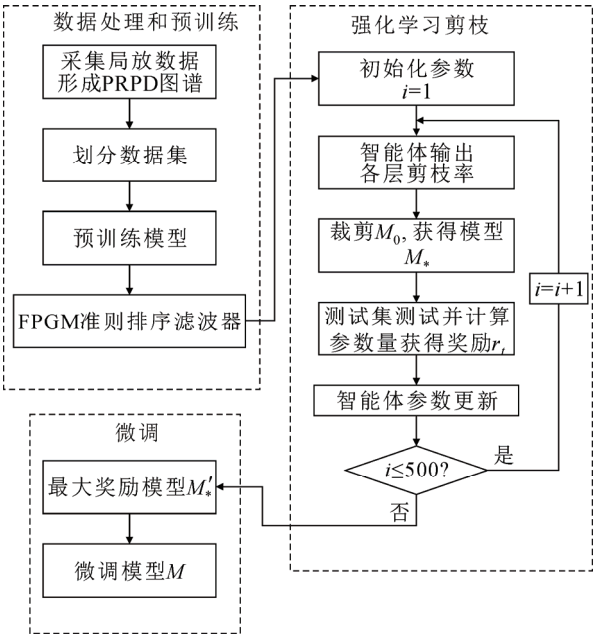


图 3 局部放电深度模型剪枝流程图

Fig.3 Flowchart of deep model compression and pruning for partial discharge recognition

2 轻量化模型在变电站内网的传输与部署

当前，局放模型的训练主要通过 PyTorch、TensorFlow、Microsoft Cognitive Toolkit 等框架在大型服务器上完成。然而，电力智能终端与服务器端训练的局放模型格式存在不兼容问题。为确保模型在电力终端上的有效运行，本文剪枝好的候选局放深度诊断模型须进行格式转换。

ONNX 格式是一种用于表示深度学习的开放标准格式。该格式模型具备跨深度学习框架的移植性，使得在服务器端训练完成的局放模型能够轻松转换为 ONNX 格式，进而部署到变电站终端设备中，实现局放的推理。在转换过程中，模型的架构(包括网络层、激活函数等)和权重(模型训练后得到的参数)被导出并转换成 ONNX 格式。这意味着模型的计算图和参数从一种框架的表示方式转换为 ONNX 定义的统一格式。其次 ONNX 模型可以利用各种优化库来提高性能。例如，使用 ONNXRuntime 可以在多种硬件下加速局放模型的推理。因此本文将压缩好的模型转换为 ONNX 格式，然后植入到电力边缘设备中(其含有 ONNXRuntime 库)。在电力边缘终端 ONNX 文件由 ONNXRuntime 库重构出模型的架构与权重，在边缘设备端实现对故障信号的推理预测。

对于模型部署而言，传统的有线部署需要一定

的硬件技术门槛，且连接复杂。对于普通的终端设备可以通过公网 IP 直接与外网的服务器进行远程通信，模型可以直接远程部署。但由于电网智能终端对数据的敏感性和防止恶意网络攻击等因素，变电站终端并没有分配公网 IP，所以不可以从服务器端直接进行模型的远程部署[21]。因此本文在变电站同一内网下进行无线传输部署。图 4 为模型部署示意图。首先将便携式笔记本和智能终端连接在变电站同一内网下，然后将 ONNX 格式文件通过 SCP(全称 Secure Copy Protocol，即用于在本地和远程之间安全地传输文件)传送到变电站终端。PC 端通过 SHH(全称 Secure Shell Protocol，即一种加密的网络传输协议，用于远程登录操作)与变电站终端进行交互，将模型加载进入软件环境并进行模型的推理测试，随后反馈测试结果到 PC 端。

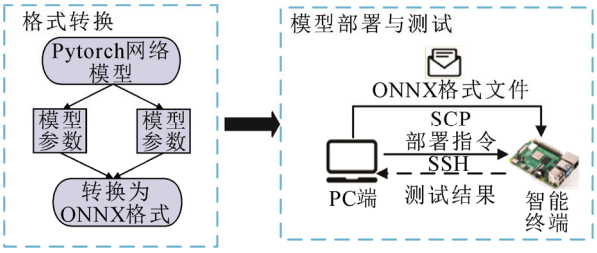


图 4　模型部署示意图

Fig.4　Model deployment diagram

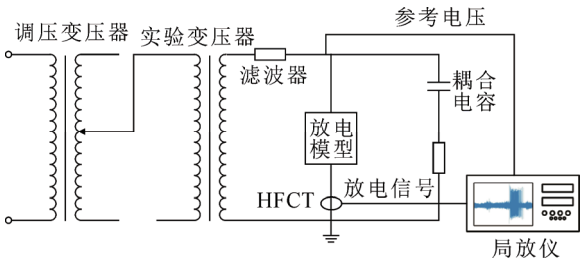


图 5　实验接线示意图

Fig.5　Experimental wiring digram

3　实验与分析

3.1　实验数据以及参数设置

3.1.1　实验数据的获取

本文遵循标准 IEC60270 搭建变压器局部放电实验平台，用高频电流从放电支路的接地端采取局部放电信号，实验接线图如图 5 所示，图 5 中的数据单位为 mm。在实验室制作 4 种典型局部放电(尖端、气隙、悬浮和沿面)模型样品，放电模型如图 6 所示。将放电模型进行反复的(适当改变加压大小和间距等条件)放电实验，利用局部放电测试仪采集局放信号，采样频率为 120 MHz，采集时长为 2 s。

本文将采集到的 2 s 局放时域信号形成 1 个 PRPD 图谱，为缓解神经网络的计算负担，将 PRPD 图谱的放电相位 φ(0°～360°)和放电量 q_{max} (最大放电量，单位为 pC)所包围的区域划分为 128×128 个等区块。统计所有放电信号在每个区块内的放电次数，即可形成 1 个 128×128 的二维放电图谱矩阵，其中的元素都是对应区块的放电次数，故本身不是图片，但一般被称为 PRPD 特征指纹图，并可以用图 7 展示。从图 7 中可以看出 PRPD 图谱不仅能反映单次局部放电的情况，而且也在一定程度上展现出其统计规律性。为模拟与现场脉冲放电类似的脉冲干扰的影响，本文在 PRPD 图谱中添加了椒盐噪声。

每类局放信号采集 800 个，经过局放统计共形成 3 200 个 PRPD 矩阵。并按照 0.7:0.1:0.2 的比例将数据集划分为训练、验证和测试集。

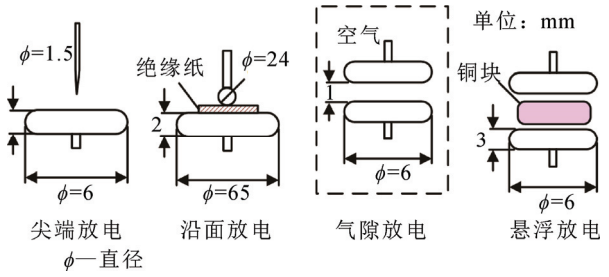


图 6　放电模型

Fig.6　Discharge model

3.1.2　实验参数设置

本文使用 PRPD 图谱作为样本数据集分别对 MobileNetV1、MobileNetV2 以及 ResNet50 网络进行了模型预训练、剪枝实验和微调训练。进行上述 3 种实验时，3 种模型均在 pytorch 深度学习框架中运行。实验的硬件参数为：CPU：Intel(R)Core(TM) i5-13600KF；GPU：NVIDIA GeForce RTX4070(12 GB)、RAM(32 GB)。3 种模型的迭代次数都设为 150，批尺寸设为 128，MobileNetV1 以及 ResNet50 的学习率设为 0.001，MobileNetV2 的学习率设为 0.01。都使用随机梯度下降优化器(stochastic gradient descent，SGD)，其动量值设为 0.9，权重衰减值设为 0.000 1，选择交叉熵损失函数。在做剪枝实验时，本文将强化学习迭代回合数设置为 500，DDPG 中的 Actor 和 Critic 网络中的 2 层神经元都设置为 300，折扣率 γ 设置为 1。模型的最大剪枝率

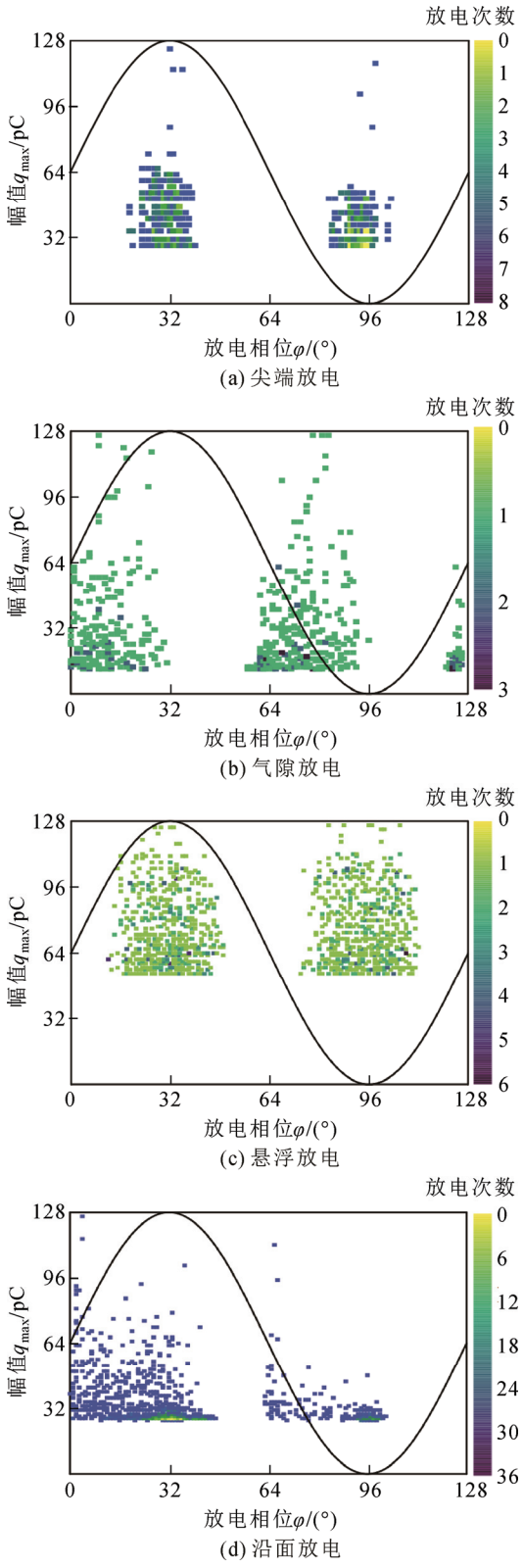


图 7 PRPD 典型图谱

Fig.7 Typical PRPD patterns

设置为 0.9，最小剪枝率设为 0。微调模型时，将其训练迭代次数设置为 60，其余超参数与预训练时一致。

3.2 模型剪枝实验

本文通过牺牲少量精度来实现上述 3 种深度局放模型的轻量化。在确保识别率下降不超过预训练模型(即剪枝率为 0%)1%的情况下，进行模型的极限压缩，以获得最大奖励模型结构。本文测试了全局剪枝率为 0%、10%、20%、30%、40%、50%、60%、70%、80%、90%、95%，最大剪枝率设置为 98%、最小剪枝率设置为 0%情况下的模型剪枝效果。实验结果如图 8 所示，展示了不同剪枝率下 3 种模型剪枝后的识别率。

从图 8(a)中可以看出，MobileNetV1 剪枝率>90%后，模型的识别速度快速下降，剪枝率为 90%时模型的识别率已经小于设置的 1%阈值。为实现较强的剪枝效果本文将 MobileNetV1 的最大剪枝率设置为 90%，最小剪枝率设置为 0。再将全局剪枝率进行 1%步长的迭代衰减测试，发现 MobileNeV1 的全局剪枝率设为 86%时，模型满足阈值条件且奖励最大。

采取相同操作，可得到 MobileNetV2 的最优剪枝率为 88%。由于 ResNet50 的参数量与前两者相差巨大，从图 8(c)中可以看出参数量压缩到原来的 95%时模型的识别精度也没有小于设置的 1%阈值，通过 1%步长的衰减迭代测试，发现当全局剪枝率设置为 96%时模型满足剪枝阈值且压缩最大。

本文使用常见的模型性能指标来衡量剪枝后模型的性能，分别为：模型微调后的识别率、模型的参数量、模型的运算量。通过测试得到表 1 中剪枝前后 3 种模型的性能参数。从表中可以看出，轻量模型 MobileNetV1 和 V2 的初始参数量仅为 3.21 MB、2.23 MB，与经典网络 ResNet50 的 23.54 MB 相比，参数量大大减少，但是模型性能却优于 ResNet50，这也进一步说明了轻量化模型 MobileNetV1 和 V2 模型结构的优越性。在剪枝率大于 MobileNetV1、初始参数量小于 MobileNetV1 的情况下，MobileNetV2 剪枝后的识别率却高于 MobileNetV1，这说明了 MobileNetV2 采用的线性瓶颈和倒置残差结构在剪枝时去除冗余参数对其性能的损失相较于 MobileNetV1 更小。尽管 ResNet50 实了 96.58%的压缩率，但由于其庞大的原始参数量，压缩后的模型仍具有不可忽视的计算需求。从剪枝后的运算量可以看出，随着模型参数量被裁剪，模型的运算量也有很大程度的减少。MobileNetV2 的运算量下降了 74.80%，仅为 24.05 MB。以上压缩都是在广度

上进行的，如在深度上再做进一步的裁剪会得到更好的压缩效果，并在同一压缩后模型参数量的条件下提高模型的识别率。

为验证本文强化学习寻优的有效性，本文选取了 mobilentV2 在全局剪枝率为 88%的情况下，强化学习智能体搜寻出来的 3 种不同奖励结构，测试其微调后的识别率并进行对比，如表 2 所示。数据显示，尽管剪枝率在 3 种结构下相差不大(从 85.95%到 86.73%)，但三者对型识别却有显著变化(从 94.42%到 97.03%)，即随着奖励的增大，模型在总体剪枝率一定的情况下模型的识别率越大。验证了本文强化学习寻找最优模型有效性。

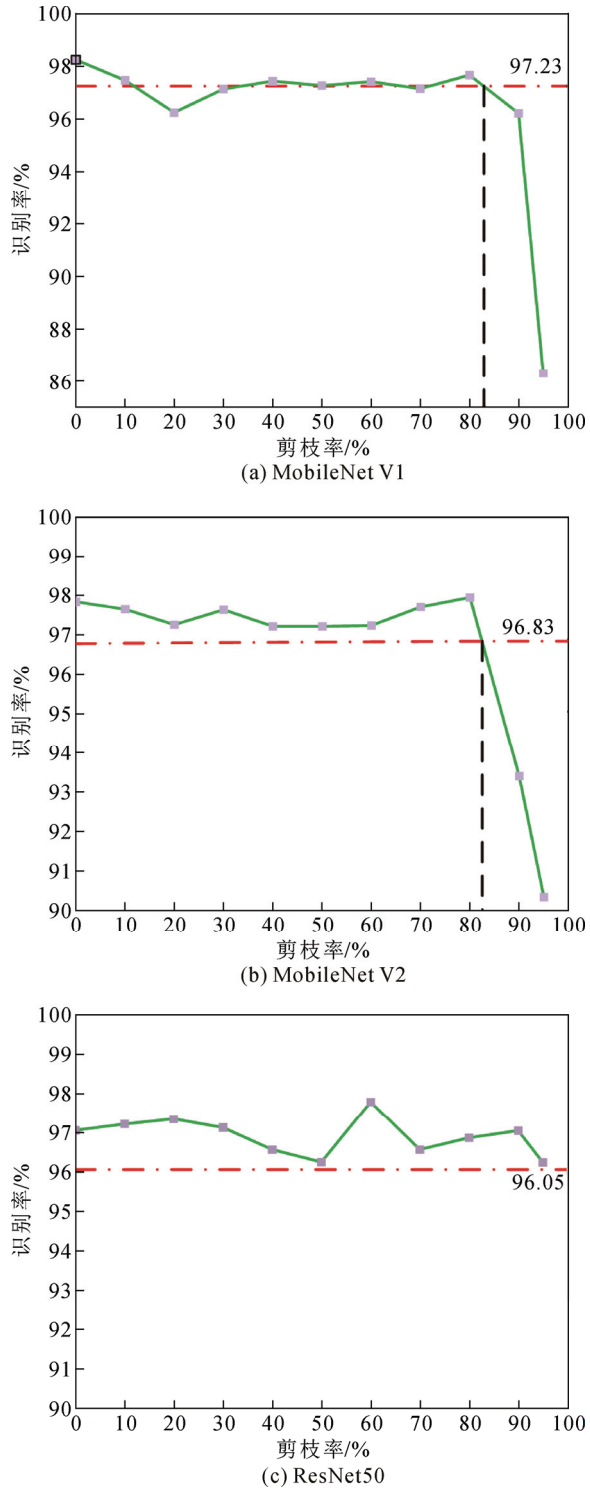


图 8　不同剪枝率下 3 种模型剪枝后的识别率

Fig.8　Recognition rates of three different models after pruning at various pruning rates

3.3　不同剪枝标准判断对模型性能的影响

为验证本文采用 FPGM 方法在剪枝过程中判别滤波器重要程度的优越性。本文在相同剪枝率下，分别采用 L1 范数、L2 范数和 FPGM 作为滤波器的裁剪标准进行了对比实验。如表 3 所示，FPGM 在 3 个模型中的裁剪效果均显著优于 L1 和 L2 范数方法。对于 MobileNetV1、V2，使用 FPGM 裁剪后，局放模型的识别率下降仅为 0.80%和 0.87%，相较于 L1 和 L2 范数裁剪的模型，精度损失明显降低，最高降幅达到 2.19%。对于 ResNet50，FPGM 裁剪

表 1　剪枝前后模型性能指标

Table 1　Performance indicators of the model before and after pruning

模型名称	初始识别率/%	始参数量/MB	剪枝后参数量/MB	剪枝率/%	微调后识别率/%	原模型运算量/MB	剪枝后运算量/MB	运算量下降率/%
MobileNetV1	97.83	3.21	0.47	86.73	97.03	183.02	38.54	78.94
MobileNetV2	98.23	2.23	0.27	88.02	97.26	95.47	24.05	74.80
ResNet50	97.05	23.54	0.80	96.58	96.36	1 310.00	222.57	83.01

表 2　88%剪枝率下的不同奖励模型

Table 2　Different reward models under the 88% pruning rate

奖励	剪枝率/%	模型识别率/%
–3.589 2	85.95	94.42
–2.320 4	85.96	95.16
–1.637 6	86.73	97.03

表 3　不同剪枝标准的效果

Table 3　Effects of different pruning criteria

模型	裁剪标准	剪枝率/%	初始识别率/%	剪枝后的识别率/%	下降精度/%
Mobile-NetV1	L1 范数	86.73	97.83	96.93	0.90
	L2 范数	86.73	97.83	96.12	1.71
	FPGM	86.73	97.83	97.03	0.80
Mobile-NetV2	L1 范数	88.02	98.23	97.01	1.22
	L2 范数	88.02	98.23	96.04	2.19
	FPGM	88.02	98.23	97.36	0.87
ResNet50	L1 范数	96.60	97.05	95.12	1.93
	L2 范数	96.60	97.05	96.07	0.98
	FPGM	96.60	97.05	96.36	0.69

后的模型精度下降仅为 0.69%，远低于其他方法。

3.4 模型部署和测试

通过上述剪枝实验获得了轻量化的局放诊断模型。下一步将其按照 1.3 节的部署方案将模型植入树莓派中。树莓派的硬件参数为：CPU：64 位 1.5 GHz；SOC：BroadcomBCM271；GPU：VideoCore VI、DDR4。软件环境为：Python 版本号：3.9.0；ONNX Runtime 版本号：1.9.0；Pytorch 版本号：1.71。

为了验证本文对变电站智能终端设备资源节约的有效性，在树莓派上分别测试了上述 3 种剪枝后的轻量化局放模型的 ONNX 格式内存占用、推理时长以及模型推理时的功耗，表 4 展示了最优剪枝率下模型在树莓派上的性能。从数据中可以看出，通过剪枝模型的参数，模型的 ONNX 格式在树莓中内存占用是与剪枝率同步减少。内存占用下降率大于剪枝率是由于 ONNX 模型里面包含了模型的结构参数，这一部分的内存占用在剪枝过程中是保持不变的。3 种模型的推理时长和推理功耗都随着参数量的减小而得到很大的改善。

对于实际运行电力设备的长间歇放电，放电信号预处理程序可将无放电部分截取掉，统计有效放电时间段内的放电次数和放电量，并折合成 2 s 的累计放电 PRPD 图谱。剪枝后模型的模型仍然适用。

3.5 与经典网络作对比

为了进一步验证剪枝后模型的优越性，本文选取了不同的经典网络进行了局部放电模型的训练和性能测试，并与本文剪枝后的 MobileneV2 进行对比。本文还使用 PRPD 图谱作为样本数据集，分别对经典网络 LeNet、AlexNet 以及轻量化网络 ShuffleNetV2、GhostNet 进行局部放电模型的训练。各网络采用随机梯度下降算法训练，迭代 100 次后可稳定收敛，其他训练参数与本文 MobilenetV2 参数一致。所得 4 种网络的性能参数如表 5 所示。从表 5 中可以出，LetNet 的参数量为 1.63 MB、浮点数运算量为 12.00 MB。但其识别率仅为 88.45%，不能满足诊断的要求。本文剪枝后的 MobileNetV2 模型的识别率稍低于 AlexNet 网络，但 AlexNet 网络所需的内存高达 109 MB，难以在电力智能终端上部署。相比之下，本文剪枝后的 MobileNetV2 模型仅需 1.02 MB 的内存，能适应电力智能终端算力和内存能力不足的环境。ShuffleNetV2 也属于轻量化模型，但其识别率、内存需求和运算量指标都低于本文剪枝后的 MobileNetV2 模型。GhostNet 的所有性能都不如本文剪枝后的 MobileNetV2。

表 4 最优剪枝率下模型在树莓派上的性能

Table 4 Performance of the model on Raspberry Pi under the optimal pruning rate

模型名称	剪枝率/%	原模型 ONNX 内层占用大小/MB	剪枝后模型 ONNX 内层大小/MB	内存占用下降率/%	剪枝前的推理时长/ms	剪枝后模型的推理时长/ms	剪枝前模型的功耗/W	剪枝后模型的功耗/W
MobileNetV1	86.73	12.2	1.62	86.72	34.19	21.00	3.73	3.21
MobileNetV2	88.02	8.47	1.02	87.96	30.93	16.39	3.28	3.12
ResNet50	96.60	89.6	3.06	96.58	112.35	26.15	4.41	3.54

表 5 与经典网络作对比

Table 5 Compare and contrast with classic networks

模型名称	模型性能参数					
	运算量/MB	参数量/MB	内存占用/MB	推理时长/ms	功耗/W	识别率/%
LeNet	12.00	1.63	6.16	23.34	3.45	88.45
AlexNet	207.72	28.69	109	69.76	3.86	98.16
Shuffle-NetV2	46.24	1.29	4.94	20.04	3.46	96.08
GhostNet	446.36	3.91	14.90	40.03	4.18	97.08
本文剪枝后 MobileNetV2	24.05	0.27	1.02	16.39	3.12	97.36

4 结论

1）提出了基于强化学习的局部放电深度诊断模型自动剪枝方法。该方法利用 PRPD 图谱数据进行局部放电深度诊断模型的预训练，用强化学习自动化剪枝方法实现了 MobileNetV1、V2 以及经典网络 ResNet50 85%以上的参数压缩。通过对 3 个模型实施 1%阈值的极限压缩发现 MobileNetV2 的压缩效果最好，剪枝后的参数量和运算量仅为 0.27 MB 和 24.05 MB，参数量和运算量分别下降了 88.02%、74.80%。

2）对比了不同滤波器判别标准下上述 3 种压缩后模型的剪枝效果，通过实验发现本文采用的 FPGM 方法对滤波器重要性判别上优于 L1、L2 范数。

3）提出了基于同一变电站内网的轻量化模型无线传输与部署方案。该方案首先将模型转换为电力智能终端所能运行的 ONNX 格式，再通过 SCP 和 SSH 在同一变电站内网下进行模型的植入以及模型的测试。

4）在树莓派上进行性能测试。测试结果表明：剪枝后模型在推理时长、内存需求和运算量和功耗

指标方面都有很大程度的减小。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献　References

[1] 吴　闽，蒋　伟，罗颖婷，等. 基于改进 SSD 的 GIS 多源局放模式识别[J]. 高电压技术，2023，49(2)：812-821.
WU Min, JIANG Wei, LUO Yingting, et al. Multi-source partial discharge pattern recognition in GIS based on improved SSD[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 812-821.

[2] 王　辉，郭志红，云玉新，等. GIS 四种缺陷局放 UHF 信号标定技术研究[J]. 电力系统保护与控制，2012，40(21)：7-13.
WANG Hui, GUO Zhihong, YUN Yuxin, et al. Research of UHF calibration technique for four kinds of partial discharge defects in GIS[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(21): 7-13.

[3] 江秀臣，盛戈皞. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术，2018，44(4)：1041-1050.
JIANG Xiuchen, SHENG Gehao. Research and application of big data analysis of power equipment condition[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1041-1050.

[4] LUO G M, ZHANG D M, TSENG K J, et al. Impulsive noise reduction for transient earth voltage-based partial discharge using wavelet-entropy[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2016, 10(1): 69-76.

[5] FIRUZI K, VAKILIAN M, PHUNG B T, et al. Partial discharges pattern recognition of transformer defect model by LBP & HOG features[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(2): 542-550.

[6] HUSSEIN R, SHABAN K B, El-HAG A H. Robust feature extraction and classification of acoustic partial discharge signals corrupted with noise[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(3): 405-413.

[7] RAYMOND W J K, ILLIAS H A, BAKAR A H A, et al. Partial discharge classifications: review of recent progress[J]. Measurement, 2015, 68: 164-181.

[8] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[9] DUAN L, HU J, ZHAO G, et al. Identification of partial discharge defects based on deep learning method[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1557-1568.

[10] 高佳程，朱永利，郑艳艳，等. 基于 VMD-WVD 分布与堆栈稀疏自编码网络的局放类型识别[J]. 中国电机工程学报，2019，39(14)：4118-4128.
GAO Jiacheng, ZHU Yongli, ZHENG Yanyan, et al. Pattern recognition of partial discharge based on VMD-WVD and SSAE[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4118-4128.

[11] BORGHEI M, GHASSEMI M. A deep learning approach for discrimination of single- and multi-source corona discharges[J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2021, 49(9): 2936-2945.

[12] 许辰航，陈继明，刘伟楠，等. 基于深度残差网络的 GIS 局部放电 PRPD 谱图模式识别[J]. 高电压技术，2022，48(3)：1113-1123.
XU Chenhang, CHEN Jiming, LIU Weinan, et al. Pattern recognition of partial discharge PRPD spectrum in GIS based on deep residual network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(3): 1113-1123

[13] WANG Y X, YAN J, SUN Q F, et al. A MobileNets convolutional neural network for GIS partial discharge pattern recognition in the ubiquitous power internet of things context: optimization, comparison, and application[J]. IEEE Access, 2019, 7: 150226-150236.

[14] 刘　鹏. 云计算[M]. 北京：电子工业出版社，2010.
LIU Peng. Cloud computing[M]. Beijing, China: Publishing House of Electronics Industry, 2010.

[15] YANG T J, CHEN Y H, SZE V. Designing energy-efficient convolutional neural networks using energy-aware pruning[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 6071-6079.

[16] MOLCHANOV P, TYREE S, KARRAS T, et al. Pruning convolutional neural networks for resource efficient inference[J]. arXiv: 1611.06440, 2017.

[17] HUANG Z H, WANG N Y. Data-driven sparse structure selection for deep neural networks[C]// Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer, 2018: 317-334.

[18] 李旭卿，李光亚，张志艺，等. 基于改进 YOLOv5 的电力设备轻量化检测算法[J]. 光电子技术，2024，44(1)：47-53.
LI Xuqing, LI Guangya, ZHANG Zhiyi, et al. Lightweight detection algorithm of power equipment based on improved YOLOv5[J]. Optoelectronic Technology, 2024, 44(1): 47-53.

[19] 汝承印，张仕海，张子淼，等. 基于轻量级 MobileNet-SSD 和 MobileNetV2-DeeplabV3+的绝缘子故障识别方法[J]. 高电压技术，2022，48(9)：3670-3679.
RU Chengyin, ZHANG Shihai, ZHANG Zimiao, et al. Fault identification method for high voltage power grid insulator based on lightweight MobileNet-SSD and MobileNetV2-DeeplabV3+ network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3670-3679.

[20] HE Y, LIU P, WANG Z W. Filter pruning via geometric median for deep convolutional neural networks acceleration[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 4335-4344.

[21] 张　博，刘　绚，于宗超，等. 基于人工智能的电力系统网络攻击检测研究综述[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4413-4426.
ZHANG Bo, LIU Xuan, YU Zongchao, et al. Review on artificial intelligence-based network attack detection in power systems[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4413-4426.



朱永利
1963—，男，博士，教授，博导
主要从事电力设备大数据分析与智能电网分析计算研究工作
E-mail: yonglipw @163.com

ZHU Yongli
Ph.D., Professor



钱　涛(通信作者)
1999—，男，硕士生
主要从事研究方向为高压设备局部放电信号分析与故障诊断
E-mail: 2273235606@qq.com

QIAN Tao
Corresponding author

收稿日期　2023-06-12　修回日期　2024-11-07　　编辑　曾文君

附录 A

(1) Critic 网络对 θ^Q 的更新与深度 Q 网络(DQN)类似，采用的是 TD error 方法，损失函数为最小均方误差：

$$\begin{aligned} y_t &= r_t + \gamma Q'(s_{t+1}, \mu'(s_{t+1} \mid \theta^{\mu'}) \mid \theta^{Q'}) \\ Loss &= \frac{1}{N}\sum_{t}^{N}(y_t - Q(s_t, a_t \mid \theta^Q))^2 \end{aligned} \tag{A1}$$

式中：N 为样本的个数；$Q(s_t, a_t \mid \theta^Q)$ 为在状态 s_t 下进行动作 a_t 产生的 Q 值，该值由 Critic 当前网络 Q 输出；γ 为折扣因子；$\mu'(s_{t+1} \mid \theta^{\mu'})$ 为网络 Actor 在状态 s_{t+1} 下做出的动作预测；$Q'(s_{t+1}, \mu'(s_{t+1} \mid \theta^{\mu'}) \mid \theta^{Q'})$ 为Critic 目标网络 Q' 对状态 s_{t+1} 下采取动作产生的 Q 值。

(2) Actor 网络 μ 的网络参数 θ^{μ} 的更新，遵循确定性策略定理，计算式为：

$$\nabla_{\theta^{\mu}} \approx \frac{1}{N}\sum_{t}\nabla_a Q\left(s_t, a_t \mid \theta^Q\right)|_{s=s_t, a=\mu(s_t)} \times \nabla_{\theta^{\mu}} \mu(s \mid \theta^{\mu})|_{s=s_t} \tag{A2}$$

式中：$\nabla_a Q\left(s_t, a_t \mid \theta^Q\right)|_{s=s_t, a=\mu(s_t)}$ 为 Critic 当前网络计算动作值 a_t 并反向传播得到的梯度；$\nabla_{\theta^{\mu}} \mu(s \mid \theta^{\mu})|_{s=s_t}$ 为在状态 s_t 下产生的动作值并反向传播到的 Actor 当前网络的梯度。

更新目标网络：

$$\begin{cases} \theta^{Q'} \longleftarrow \tau\theta^{Q} + (1-\tau)\theta^{Q'} \\ \theta^{\mu'} \longleftarrow \tau\theta^{\mu} + (1-\tau)\theta^{\mu'} \end{cases} \tag{A3}$$

式中：τ 为更新系数，一般取 $\tau = 0.001$。